

Analisis Fuzzy C-Means dan Penerapannya Dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Faktor-faktor Penyebab Gizi Buruk

Wahidah Sanusi¹, Ahmad Zaky¹, dan Besse Nur Afni^{1.a)}

¹Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Makassar, 90224

^{a)}anggrianinurafni@gmail.com

Abstrak. Dalam analisis pengeompokan (cluster), banyak kelompok menjadi suatu masalah yang berarti. Beberapa peneliti memiliki banyak kelompok sesuai dengan kebutuhan dalam penelitiannya. FCM melakukan pengelompokan dengan prinsip meminimumkan fungsi pengelompokannya dimana salah satu parameternya adalah fungsi keanggotaan dalam fuzzy (sebagai pembobot) yang disebut juga dengan fuzzier. Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji metode pengelompokan dengan Fuzzy C-Means Clustering dan penerapannya dalam pengelompokan Kabupaten/Kota di Sulawesi Selatan berdasarkan Faktor-faktor Penyebab Gizi Buruk yakni sarana dan tenaga kesehatan, kependudukan, perekonomian yang rendah, serta asupan gizi yang rendah. Dari hasil analisis pengelompokan Fuzzy C-Means dengan 2 cluster diperoleh fungsi objektif sebesar 1079141921,2224. Dimana kelompok pertama terdiri dari 18 kabupaten/kota sedangkan kelompok kedua terdiri atas 6 kabupaten.

Kata Kunci: Cluster, Fuzzy-C-Means, Fuzzier, Gizi Buruk

Abstract. In the analysis of clustering, many groups became an issue. Some researchers chose many groups that match the needs of their research. FCM performs grouping with the principle of minimising its categorization function where one of the parameters is a membership function in fuzzy (as weighing), also known as with fuzzier. This research aimed to study the methods of grouping with Fuzzy C-Means Clustering and its application in the classification of grouping at Regency/City of South Sulawesi based on factors of Causes of Malnutrition i.e. in terms of facilities and health workers, population, economy, and low nutrient intake that is low. From the results of the analysis of the classification with Fuzzy C-Means with 2 clusters with the objective function respectively is 1079141921.2224. When the first group of 18 district while the second group consists of 6 counties.

Keywords: Cluster, Fuzzy C-Means, Fuzzier, Poor

PENDAHULUAN

Clustering adalah suatu metode pengelompokan berdasarkan ukuran kedekatan (kemiripan). Clustering berbeda dengan group, kalau group berarti kelompok yang memiliki kondisi yang sama. Sedangkan cluster kelompoknya tidak harus sama, pengelompokan didasarkan pada kedekatan dari suatu karakteristik sampel yang ada, salah satunya dengan menggunakan rumus jarak Euclidean. Pengaplikasian cluster sangatlah banyak, hal ini dikarenakan dalam mengidentifikasi suatu permasalahan atau pengambilan keputusan selalu tidak sama persis akan tetapi cenderung memiliki kemiripan saja (Satriyanto, 2015).

Metode clustering pada dasarnya mengoptimalkan pusat cluster (Centroid) (Kusumadewi, 2010). Beberapa metode clustering yang sering digunakan antara lain, yaitu : 1) Berbasis Metode Statistik seperti *Hierarchical clustering method* dan *Non Hierarchical clustering method*, 2) Berbasis Fuzzy : Fuzzy C-Means, 3) Berbasis Neural Network : Kohonen SOM, LVQ, dan 4) Metode lain untuk optimasi centroid atau lebar cluster seperti Genetik Algoritma (GA) (Satriyanto, 2015).

Fuzzy C-Means Clustering (FCM) atau dikenal juga sebagai Fuzzy ISODATA, merupakan salah satu metode clustering yang merupakan bagian dari metode Hard K-Means. FCM menggunakan model pengelompokan fuzzy sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau cluster terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1. Tingkat keberadaan data dalam suatu kelas atau cluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981 (Kusumadewi, 2010).

Pada penelitian terdahulu tentang Pengelompokan Kabupaten Kota di Provinsi Jawa Tengah dengan Fuzzy C-Means Clustering yang secara konseptual dibahas oleh Risqiyani dan Kesumawati (2016) dengan faktor penyebabnya yaitu dari segi sarana dan ketenagakerjaan kesehatan serta faktor kependudukan, yang muncul akibat kurangnya jumlah puskesmas, jumlah dokter, jumlah bidan desa, jumlah penduduk miskin, rata-rata anggota rumah tangga, kepadatan penduduk, rata-rata lama sekolah, dan IPM. Dewi dan Budiantara (2012) membahas mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi angka gizi buruk di Jawa Timur menggunakan pendekatan *Regresi Nonparametrik Spline* dengan faktor penyebab yakni ibu yang memeriksakan kehamilan, balita yang mencukupi kebutuhan protein, balita yang mendapatkan vitamin A, rumah tangga yang mengakses Air bersih, bayi lahir rendah dan rumah tangga miskin. Ramadani, dkk (2013) membahas mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi gizi buruk balita di Jawa Tengah menggunakan Metode *Spatial Durbin Mode* dengan faktornya adalah pemberian ASI eksklusif, bayi lahir dengan berat badan rendah (BBLR), tempat tinggal dengan kategori rumah sehat, akses air bersih, kepemilikan fasilitas Buang Air Besar (BAB), dan pemberian imunisasi lengkap.

Sedangkan di Sulawesi Selatan, berdasarkan data Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2014, diperoleh angka gizi buruk sebesar 4366 balita, sedangkan pada tahun 2015 di peroleh persentase angka gizi buruk sebesar 8469 balita, yang diperoleh berdasarkan status gizi berat badan dibagi umur yang artinya, terjadi peningkatan sebesar 34.02 persen. Hal ini disebabkan oleh tingkat pemberian ASI eksklusif, jumlah puskesmas, jumlah tenaga kesehatan, keluarga yang berperilaku hidup bersih dan sehat, jumlah penduduk miskin serta rata-rata anggota rumah tangga.

Pada penelitian ini kasus gizi buruk yang terjadi di wilayah Sulawesi Selatan dengan faktor-faktor penyebab yaitu dari pemberian ASI eksklusif, jumlah puskesmas, jumlah tenaga kesehatan, keluarga yang berperilaku hidup bersih dan sehat, jumlah penduduk miskin serta rata-rata anggota rumah tangga. Berdasarkan faktor-faktor inilah yang nantinya akan dijadikan sebagai kriteria pengelompokan dengan menggunakan pendekatan Fuzzy C-Means.

Clustering

Menurut Agusta (2015), *clustering* adalah proses pengelompokan objek berdasarkan informasi yang diperoleh dari data yang menjelaskan hubungan antar objek dengan prinsip untuk memaksimalkan kesamaan antar anggota satu kelas dan meminimumkan kesamaan antar kelas atau *cluster*. Menurut Kusumadewi, (2010) terdapat dua tahapan yang harus dilakukan dalam analisis *cluster*, yaitu : 1) Memutuskan apakah jumlah *cluster* ditentukan atau tidak, dan 2) Menentukan algoritma yang akan digunakan dalam *clustering*. Untuk memutuskan berapa jumlah *cluster* yang akan dibentuk. Menurut Gan dkk, (2007) dalam melakukan analisis *clustering* dapat memilih satu diantara dua pendekatan yaitu 1) *Hard Clustering* atau 2) *Soft Clustering*. Pemilihan pendekatan yang digunakan tergantung jenis data yang akan dikelompokkan. *Hard clustering* digunakan apabila data berbentuk *crisp* sedangkan *soft clustering* digunakan apabila data berbentuk *fuzzy*.

Fuzzy Clustering

Menurut Bezdek (dalam Afiyah, 2014), *Fuzzy Clustering* merupakan salah satu metode analisis *cluster* dengan mempertimbangkan tingkat keanggotaan yang mencakup himpunan *fuzzy* sebagai dasar pembobot bagi pengelompokan. Metode ini merupakan pengembangan dari metode *partitioning* data dengan pembobotan *fuzzy*. Keunggulan utama *fuzzy clustering* adalah dapat memberikan hasil pengelompokan bagi objek-objek yang tersebar tidak teratur, karena jika terdapat suatu data yang penyebarannya tidak teratur maka terdapat kemungkinan suatu titik data mempunyai sifat atau karakteristik dari *cluster* lain. Sehingga perlu adanya pembobotan kecenderungan titik data terhadap suatu *cluster*. Secara matematis, masalah *fuzzy clustering* telah dirumuskan oleh Bezdek (1981) dalam bentuk optimasi kendala (Efiyah, 2014).

Terdapat beberapa hal yang perlu diketahui sebelum melakukan *fuzzy clustering* (Kusumadewi dkk., 2006) :

1. Ukuran Fuzzy

Ukuran fuzzy menunjukkan derajat kekaburan dari himpunan fuzzy. Secara umum ukuran kekaburan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f: P(X) \rightarrow R$$

Dengan $P(X)$ adalah himpunan semua subset dari X dan $f(A)$ adalah suatu fungsi yang memetakan subset A ke karakteristik derajat kekaburannya. Dalam mengukur nilai kekaburan, fungsi f harus mengikuti hal-hal sebagai berikut:

- a) $f(A) = 0$ jika dan hanya jika A adalah himpunan *crisp*.
- b) Jika $A < B$, maka $f(A) < f(B)$, dimana $A < B$ lebih kabur dibanding A dengan kata lain A lebih tajam dibandingkan B . Relasi ketajaman $A < B$ didefinisikan dengan:
 $\mu_A[x] \leq \mu_B[x]$, jika $\mu_B[x] \leq 0,5$; dan
 $\mu_A[x] \geq \mu_B[x]$, jika $\mu_B[x] \geq 0,5$
- c) $f(A)$ akan mencapai maksimum jika dan hanya jika A benar-benar kabur secara maksimum. Tergantung pada interpretasi derajat kekaburan, nilai *fuzzy* maksimal biasanya terjadi pada saat $\mu_A[x] = 0,5$ untuk setiap x .

2. Indeks Kekaburan

Indeks kekaburan adalah jarak antara suatu himpunan *fuzzy* A dengan himpunan *crisp* C yang terdekat. Himpunan *crisp* C terdekat dari himpunan fuzzy A dinotasikan sebagai:

$$\begin{aligned} \mu_C[x] &= 0, & \text{jika } \mu_A[x] &\leq 0,5; \text{ dan} \\ \mu_C[x] &= 1, & \text{jika } \mu_A[x] &\geq 0,5 \end{aligned}$$

Fuzzy C-Means

Fuzzy C-Means (FCM) adalah salah satu teknik peng-*cluster*-an data yang mana keberadaan tiap-tiap titik data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981 (Kusumadewi, 2006).

Fuzzy Cluster Means (FCM) merupakan algoritma yang digunakan untuk melakukan *clustering* data sesuai berdasarkan keberadaan tiap-tiap titik data sesuai dengan derajat keanggotaannya (Ahmadi dan Hartati, 2013). Berikut adalah algoritma *clustering* FCM:

1. Input data yang akan di-cluster X , berupa matriks berukuran $n \times p$ (n =jumlah sampel data, p =atribut setiap data). X_{kj} = data sampel ke- k ($k = 1, 2, \dots, n$), atribut ke- j ($j = 1, 2, 3, \dots, m$).
2. Menentukan:
 - a) Jumlah *cluster* = c ;
 - b) Pangkat pembobot = m ;
 - c) Maksimum iterasi = MaxIter ;
 - d) Error terkecil yang diharapkan = ξ ;
 - e) Fungsi Objektif awal = $P_0 = 0$;

- f) Iterasi awal $t = 1$
2. Bangkitkan bilangan random $(\mu_{ik}, i = 1, 2, \dots, c; k = 1, 2, \dots, n)$, sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U

$$U_0 = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \cdots & \mu_{1c}(x_c) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mu_{c1}(x_1) & \mu_{c2}(x_2) & \cdots & \mu_{cn}(x_c) \end{bmatrix}$$

Matriks partisi pada fuzzy clustering harus memenuhi kondisi sebagai berikut:

$$\mu_{ik} = [0,1]; (1 \leq i \leq c; 1 \leq k \leq n)$$

$$\sum_{i=1}^n \mu_{ik} = 1; 1 \leq i \leq c$$

$$0 < \sum_{i=1}^c \mu_{ik} < c; 1 \leq k \leq n$$

Hitung jumlah setiap kolom (atribut):

$$Q_j = \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})$$

dengan $j = 1, 2, 3, \dots, m$
kemudian hitung:

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_j}$$

3. Hitunglah pusat cluster ke-k: V_{ij} , dimana $i = 1, 2, 3, \dots, c$ dan $j = 1, 2, 3, \dots, m$

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n ((\mu_{ik})^m * X_{kj})}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m}$$

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & \cdots & v_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{c1} & \cdots & v_{cm} \end{bmatrix}$$

3. Hitung fungsi objektif pada iterasi ke-t, P_t dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$P_t = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{kj} - V_{ij})^2 \right] (\mu_{ik})^m \right)$$

4. Hitung perubahan matriks partisi:

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^p (X_{kj} - V_{ij})^2 \right]^{\frac{-1}{p-1}}}{\sum_{i=1}^c \left[\sum_{j=1}^p (X_{kj} - V_{ij})^2 \right]^{\frac{-1}{p-1}}}$$

5. Cek kondisi berhenti:

- a) Jika $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$ atau $(t < \text{iterasi maksimal})$ maka berhenti;
b) Jika tidak: maka $t = t + 1$ kemudian ulang langkah ke-4.

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder dengan unit pengamatan 24 Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan dengan sampel penduduk Sulawesi Selatan yang masuk dalam pendataan berdasarkan kriteria variabel yang digunakan pada penelitian ini di tahun 2016.

Penelitian ini akan mengelompokkan wilayah-wilayah yang memiliki tingkat keanggotaan tertinggi berdasarkan variabel yang digunakan. Variabel yang digunakan merupakan jumlah kasus gizi buruk yang disertai dengan faktor pemberian ASI eksklusif, jumlah puskesmas, jumlah tenaga kesehatan, keluarga yang berperilaku hidup bersih dan sehat, jumlah penduduk miskin serta rata-rata anggota rumah tangga.

Metode yang digunakan merupakan metode *clustering* dengan metode analisis *Fuzzy C-Means* yang bertujuan untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Sulawesi Selatan menjadi kelompok-kelompok berdasarkan variabel-variabel yang sudah ditentukan oleh peneliti. Pertama kali dilakukan, yaitu menentukan pusat cluster, yang nantinya akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap *cluster*. Dengan melakukan iterasi untuk memperbaiki pusat *cluster* dan derajat keanggotaan tiap-tiap titik data, maka akan dilihat bahwa pusat *cluster* dan derajat keanggotaan akan menuju lokasi titik yang tepat. Pada penelitian ini dilakukan perhitungan manual berdasarkan algoritma *Fuzzy C-Means* dan kemudian dibandingkan perhitungannya dengan menggunakan software MATLAB R2013a.

HASIL PENELITIAN

Metode Fuzzy C-Means Clustering

Konsep dasar dari *Fuzzy C-Means*, pertama kali adalah menentukan pusat *cluster* yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap-tiap *cluster*. Pada kondisi awal, pusat *cluster* ini masih belum akurat. Tiap-tiap titik data memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap *cluster*. Dengan cara memperbaiki pusat *cluster* dan derajat keanggotaan tiap-tiap titik data secara berulang, maka akan dapat dilihat bahwa pusat *cluster* akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimisasi fungsi objektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan ke pusat *cluster* yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut (Kusumadewi, 2010). Fungsi Objektif yang digunakan dalam FCM yaitu :

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n ((\mu_{ik})^m d_{ik}^2)$$

Dimana :

- $J_m(U, V)$: fungsi objektif terhadap U dan V,
- c : jumlah *cluster* yang berada di dalam X,
- n : jumlah data yang diproses,
- m : pangkat pembobot, $m \in [1, \infty)$
- U : matriks partisi awal,

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \dots & \mu_{1c}(x_k) \\ \mu_{21}(x_1) & \mu_{22}(x_2) & \dots & \mu_{2c}(x_k) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mu_{n1}(x_1) & \mu_{n2}(x_2) & \dots & \mu_{nc}(x_k) \end{bmatrix}$$

V : matriks pusat *cluster*

$$v_{ij} = \begin{bmatrix} V_{11} & \dots & V_{1p} \\ \vdots & & \vdots \\ V_{n1} & \dots & V_{np} \end{bmatrix}$$

μ_{ik} : elemen-elemen dari matriks partisi U atau fungsi keanggotaan data ke-k ($k = 1, 2, 3, \dots, n$) pada cluster ke-i $i = 1, 2, 3, \dots, c$,

d_{ik} : fungsi jarak (jarak setiap data terhadap setiap pusat *cluster*)

Prinsip dari algoritma *Fuzzy C-Means* meminimumkan suatu fungsi objektif. Dalam meminimumkan suatu fungsi objektif diperlukan suatu metode yang dapat meminimumkan fungsi tersebut. Metode *Lagrange Multiplier* (pengali *Lagrange*) biasa digunakan untuk mengoptimalkan suatu fungsi objektif yang dibatasi oleh fungsi batasan (*constraint*) dan pengali *Lagrange* yaitu λ , kemudian diturunkan terhadap parameter-parameternya dan disamakan dengan 0. Dengan *Lagrange Multiplier* akan dioptimumkan fungsi objektif untuk mencari parameter derajat keanggotaan dan pusat *cluster* (*centroid*).

Misalkan terdapat suatu fungsi yang akan dioptimumkan yaitu $f(x,y)$ dengan fungsi batasan (*constraint*) $g(x,y) = \text{const}$. Kondisi optimum dari $f(x,y)$ diperoleh pada saat $\nabla f = \lambda \nabla g$. Dengan penurunan fungsi *Lagrange* terhadap masing-masing parameter $\nabla_{x,y,\lambda} F(x,y,\lambda) = 0$, maka dapat diperoleh kondisi $\nabla f = \lambda \nabla g$. Bentuk umum *Lagrange multiplier* adalah :

$$F(x,y,\lambda) = f(x,y) + \lambda(g(x,y) - \text{const})$$

Dalam *Fuzzy clustering*, kita mempunyai $P_t = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^2 \|x_k - v_i\|^2$ sebagai fungsi yang akan diminumkan untuk mencari parameter μ_{ik} dan v_k . Dengan batasan yaitu $\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1$. Maka fungsi *Lagrange* untuk FCM adalah sebagai berikut :

$$L_{FCM} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m d_{ik}^2 + \sum_{k=1}^n \lambda_k \left[\sum_{i=1}^c \mu_{ik} - 1 \right] \quad (1)$$

1. Pencarian Matriks Partisi U

Untuk memudahkan mencari kondisi optimum untuk μ_{ik} , akan lebih mudah jika dimisalkan $d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2$ sebagai berikut:

$$\frac{\partial L_{FCM}}{\partial \mu_{ik}} = 0 \quad (2)$$

$$\frac{\partial \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 + \sum_{k=1}^n \lambda_k [\sum_{i=1}^c \mu_{ik} - 1]}{\partial \mu_{ik}} = 0 \quad (3)$$

$$m(\mu_{ik})^{m-1} d_{ik}^2 + \lambda_k = 0 \quad (4)$$

$$m(\mu_{ik})^{m-1} d_{ik}^2 = -\lambda_k \quad (5)$$

$$(\mu_{ik})^{m-1} = \frac{-\lambda_k}{m d_{ik}^2} \quad (6)$$

$$\mu_{ik} = \left(\frac{-\lambda_k}{m d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \quad (7)$$

Persamaan tersebut masih mengandung pengali *Lagrange* (λ_k) sehingga harus dibentuk sedemikian sehingga tidak mengandung pengali *Lagrange* melalui fungsi batasannya.

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = \sum_{i=1}^c \left(\frac{-\lambda_k}{m d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} = 1 \quad (9)$$

$$\left(\frac{-\lambda_k}{m d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{1}{d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (10)$$

Substitusi persamaan (10) ke persamaan (7)

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{1}{d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \cdot \left(\frac{1}{d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \quad (11)$$

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{d_{ik}^2}{d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (12)$$

2. Pencarian pusat *cluster* V

Akan dicari kondisi optimum untuk v_i sebagai berikut:

$$\frac{\partial L_{FCM}}{\partial v_i} = 0 \quad (22)$$

$$\frac{\partial \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m \|x_{kj} - v_{ij}\|^2 + \sum_{k=1}^n \lambda_k [\sum_{i=1}^c \mu_{ik} - 1]}{\partial v_i} = 0 \quad (23)$$

$$\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m \frac{\partial \sum_{i=1}^c \|x_k - v_i\|^2}{\partial v_{ij}} = 0 \quad (24)$$

$$-2 \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m (x_k - v_i) = 0 \quad (25)$$

$$-2 \sum_{k=1}^n x_k \cdot (\mu_{ik})^m + 2v_i \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m = 0 \quad (26)$$

$$2v_i \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m = 2 \sum_{k=1}^n x_k (\mu_{ik})^m \quad (27)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n x_k \cdot (\mu_{ik})^m}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (28)$$

Clustering Data dengan Menggunakan *Fuzzy C-Means* (FCM)

1. Menetapkan matriks partisi U berupa matriks berukuran $n \times p$ n adalah jumlah sampel data, yaitu $n=24$, dan p adalah parameter/atribut setiap data, yaitu $p=7$ X_{kj} = data sampel ke- k ($k=1,2, \dots, n$), atribut ke- j ($j=1,2, \dots, p$) adapun data yang akan digunakan adalah sebagai berikut:

TABEL 1. Data Balita Gizi Buruk Berdasarkan Faktor-Faktor Penyebab Menurut Kabupaten/Kota Sulawesi Selatan 2016

No.	KABUPATEN	Sampel Penduduk Sulawesi Selatan Berdasarkan Kriteria Variabel Tahun 2016							Jumlah
		ASI	Puskesmas	Dokter	Bidan	PHBS	PM	RART	
		n	n	n	n	n	n	n	N
1	SELAYAR	539	14	38	74	8000	1721	4,0	10390
2	BULUKUMBA	2600	19	68	132	49429	3325	4,1	55577,1
3	BANTAENG	1525	13	45	81	10587	1753	4,1	14008,1
4	JENEPONTO	1675	18	44	88	12814	5532	4,4	20175,4
5	TAKALAR	1291	15	78	109	28065	2705	4,3	32267,3
6	GOWA	3923	25	171	211	7689	6152	4,4	18175,4
7	SINJAI	2312	16	54	99	48302	2251	4,5	53038,5
8	MAROS	2573	14	108	151	8089	3902	4,5	14841,5
9	PANGKEP	3452	23	100	158	25000	5286	4,5	34023,5
10	BARRU	982	12	66	100	25000	1624	4,2	27788,2
11	BONE	4155	38	95	214	27929	7509	4,4	39944,4
12	SOPPENG	1125	11	75	130	15573	1912	4	18830
13	WAJO	2455	23	88	137	15980	2946	4,2	21633,2
14	SIDRAP	3961	14	75	125	37345	1592	4,2	43116,2
15	PINRANG	3297	16	53	164	19000	3128	4,3	25662,3
16	ENREKANG	2588	13	47	178	17537	2698	4,5	23065,5
17	LUWU	2251	21	30	248	25131	5058	4,6	32743,6
18	TANA TORAJA	1621	25	54	216	20341	2842	4,4	25103,4
19	LUWU UTARA	4826	21	44	197	15103	4375	4,3	24570,3
20	LUWU TIMUR	1455	14	63	186	15000	2108	4,3	18830,3
21	TORAJA UTARA	1922	6	58	185	40000	3302	4,6	45477,6
22	MAKASSAR	8194	15	1239	367	2000	6678	4,4	18497,4
23	PARE-PARE	772	43	65	114	18400	802	4,5	20200,5
24	PALOPO	827	11	109	107	25513	1502	4,6	28073,6
	SULSEL	60321	440	2867	3771	517827	80703	104,3	666033

2. Menentukan nilai parameter awal

- Jumlah *cluster* = 2
- Pangkat pembobot = 2
- Maksimum iterasi = 100
- Error terkecil yang diharapkan = 10^{-5}
- Fungsi Objektif awal = 0
- Iterasi awal = 1

3. Membangkitkan bilangan random ($\mu_{ik}, i = 1, 2, \dots, c; k = 1, 2, \dots, n$), sebagai elemen-elemen matriks partisi awal $U_{24 \times 2}$

4. Menentukan pusat *cluster* V

Dengan menggunakan rumus V_{ij} , diperoleh pusat *cluster* $V_{2 \times 7}$ yang terbentuk pada iterasi pertama adalah:

$$V_{ij} = \begin{bmatrix} 2402,2716 & 18,5795 & 69,7118 & 138,1839 & 21901,2088 & 2869,0661 & 4,3188 \\ 3333,1625 & 17,6601 & 250,6738 & 186,2149 & 22483,5591 & 3995,5492 & 4,3962 \end{bmatrix}$$

5. Menghitung fungsi objektifitas pada iterasi pertama adalah:

Fungsi objektif pada iterasi pertama P_1 dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$P_1 = \sum_{k=1}^{24} \sum_{i=1}^2 \left(\left[\sum_{j=1}^7 (X_{kj} - V_{ij})^2 \right] (\mu_{ik})^m \right) = 622060071.1301$$

6. Hitung perubahan matriks partisi U:

Perubahan matriks partisi U dihitung menggunakan persamaan:

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^p (X_{kj} - V_{ij})^2 \right]^{\frac{-1}{p-1}}}{\sum_{i=1}^c \left[\sum_{j=1}^p (X_{kj} - V_{ij})^2 \right]^{\frac{-1}{p-1}}}$$

7. Mengecek kondisi berhenti:

Karena $|P_1 - P_0| = |622060071.1301 - 0| = 622060071.1301 > \xi$ dalam hal ini 10^{-5} , dan iterasi = 1 < MaxIter(100), maka proses dilanjutkan ke iterasi ke-2 (t=2).

Iterasi dilanjutkan hingga diperoleh $|P_t - P_{t-1}| < \epsilon$, atau $t > \text{MaxIter}$. Dengan menggunakan bantuan Software MATLAB R2013a, hasil perhitungannya adalah pusat *cluster* atau *center*, derajat keanggotaan atau matriks U serta nilai fungsi tujuan atau Fungsi Objektif.

Hasil pertama yaitu hasil perhitungan nilai fungsional dan diperoleh bahwa diperlukan sebanyak 55 kali iterasi sebelum memperoleh solusi optimal bagi nilai fungsional $J_m(U, V)$ sebesar 1079141921.2224.

Hasil yang kedua, yaitu hasil perhitungan dari nilai-nilai V_{ij} sebagai berikut :

$$V_{ij} = \begin{bmatrix} 2464,040 & 18,879 & 127,136 & 159,978 & 15400,083 & 3341,338 & 4,326 \\ 2642,887 & 15,259 & 72,093 & 141,534 & 39836,313 & 2971,678 & 4,366 \end{bmatrix}$$

Nilai-nilai ini merupakan nilai dari “koordinat” titik pusat ke-2 cluster.

Hasil yang ketiga, yaitu hasil perhitungan dari nilai-nilai U_{ik} . Berdasarkan nilai-nilai U_{ik} yang diperoleh, maka dapat disajikan hasil pengelompokan pada Tabel 1.

TABEL 2. Hasil Pengelompokan Kabupaten/Kota

Provinsi	Kelompok
Kabupaten Selayar, Kabupaten Bantaeng, Kabupaten Jenepono, Kabupaten Gowa, Kabupaten Maros, Kabupaten Pangkep, Kabupaten Barru, Kabupaten Soppeng, Kabupaten Wajo, Kabupaten Pinrang, Kabupaten Enrekang, Kabupaten Luwu, Kabupaten Tana Toraja, Kabupaten Luwu Utara, Kabupaten Luwu Timur, Kota Makassar, Kota Pare-pare, Kota Palopo	1
Kabupaten Bulukumba, Kabupaten Takalar, Kabupaten Sinjai, Kabupaten Bone, Kabupaten Sidrap, Kabupaten Toraja Utara	2

Kabupaten/Kota yang termasuk ke dalam kelompok 1 (*cluster 1*) adalah kelompok yang memiliki tingkat gizi buruk yang tinggi, sedangkan kelompok 2 (*cluster 2*) adalah kelompok yang memiliki tingkat gizi buruk yang rendah. Hal ini didasarkan pada nilai-nilai pusat *cluster*-nya (lihat V_{ij} terakhir). Jika dilihat dari segi asupan gizi dan kependudukannya, *cluster 2* lebih banyak dibandingkan dengan *cluster 1*. Artinya masyarakat/penduduk yang terdapat di daerah

tersebut (*cluster 2*) asupan gizinya lebih terpenuhi dan jumlah penduduknya lebih banyak yang ber-PHBS dibandingkan dengan masyarakat/penduduk di daerah *cluster 1*. Sedangkan, jika dilihat dari segi sarana dan tenaga kesehatannya, *cluster 1* lebih banyak dibandingkan *cluster 2*. Artinya, Kabupaten/Kota yang berada dalam *cluster 1* jumlah masyarakat/penduduknya lebih banyak yang menderita penyakit, dalam hal ini gizi buruk dibandingkan dengan Kabupaten/Kota yang berada di *cluster 2*. Karena semakin banyak jumlah sarana dan tenaga kesehatan dalam suatu daerah (Kabupaten/Kota), maka semakin banyak pula masyarakat/penduduk yang berada di daerah tersebut yang menderita suatu penyakit. Sehingga perlu disediakannya sarana dan tenaga kesehatan yang lebih banyak.

PEMBAHASAN

Pada penelitian sebelumnya tentang *Pengelompokan Kabupaten Kota di Provinsi Jawa Tengah dengan Fuzzy C-Means Clustering* yang secara konseptual dibahas oleh Risqiyani dan Kesumawati (2016) dalam artikelnya mengangkat kasus mengenai gizi buruk yang disebabkan oleh faktor sarana dan ketenagakerjaan kesehatan serta faktor kependudukan. Yang kemudian kasus gizi terburuk tertinggi di wilayah-wilayah Jawa Tengah ini dikelompokkan berdasarkan faktor-faktor penyebabnya. Di artikel lain yang dibahas oleh Dewi dan Budiantara (2012) meneliti tentang Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Angka Gizi Buruk di Jawa Timur yakni ibu yang memeriksakan kehamilan, balita yang mencukupi kebutuhan protein, balita yang mendapatkan vitamin A, rumah tangga yang mengakses Air bersih, bayi lahir rendah dan rumah tangga miskin.

Penelitian tentang gizi buruk juga telah dilakukan oleh beberapa peneliti diantaranya Ramadani, dkk (2013) membahas mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi gizi buruk balita di Jawa Tengah menggunakan metode *Spatial Durbin Model* dengan faktornya adalah pemberian ASI eksklusif, bayi lahir dengan berat badan rendah (BBLR), tempat tinggal dengan kategori rumah sehat, akses air bersih, kepemilikan fasilitas BAB, dan pemberian imunisasi lengkap. Paramita (2008) melakukan klasifikasi terhadap status gizi balita di Kabupaten Nganjuk. Metode yang digunakan adalah bagging *Regresi Logistik Ordinal*.

Sementara dalam penelitian ini dijelaskan mengenai penggunaan metode *fuzzy* dalam hal ini menggunakan metode *Fuzzy C-Means Clustering* yang diperoleh dari penelitian Risqiyani. Kemudian, metode FCM tersebut dikaji dengan melakukan penurunan tertentu untuk memperoleh Algoritma *Fuzzy C-Means Clustering* nya. Setelah itu disimulasikan dengan menggunakan data yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan untuk memperoleh pengelompokan Kabupaten/Kota yang mana termasuk kedalam faktor penyebab Gizi Buruk.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa:

1. Kajian matematis *Fuzzy C-Means* dalam pengelompokan Kabupaten/Kota di Sulawesi Selatan berdasarkan faktor penyebab gizi buruk dengan menggunakan Metode *Lagrange* untuk meminimumkan fungsi objektif dalam mencari matriks partisi U dan pusat *cluster* V pada Algoritma *Fuzzy C-Means*, yakni

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{d_{ik}^2}{d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad \text{dan}$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n x_k \cdot (\mu_{ik})^m}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m}$$

2. Hasil simulasi numerik *clustering* data dengan menggunakan *Fuzzy C-Means* (FCM) adalah :
 - a) Banyaknya *cluster* yang terbentuk adalah 2 *cluster*.
 - b) Derajat keanggotaan yang terlihat menunjukkan nilai yang cenderung mendekati satu kelompok yang sama, sehingga suatu data memiliki dua atau lebih kelompok yang berbeda. Hal ini disebut dengan *overlapping clustering*.
 - c) Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan menghasilkan 18 kabupaten yang masuk ke dalam *cluster-1* dan 6 kabupaten yang masuk ke dalam *cluster-2*.
 - d) *Fuzzy C-Means Clustering* dapat digunakan untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Sulawesi Selatan berdasarkan faktor-faktor penyebab gizi buruk di Provinsi Sulawesi Selatan untuk waktu berikutnya.

Untuk penelitian berikutnya disarankan untuk

1. Pemerintah perlu mengkaji lagi mengenai penanganan kasus gizi buruk di Indonesia, khususnya di Provinsi Sulawesi Selatan. Dapat dilihat dari Kabupaten/Kota yang memiliki nilai penderita kasus gizi buruk yang tinggi perlu adanya perhatian khusus agar untuk tahun-tahun berikutnya nilai tersebut semakin naik.
2. Diharapkan hasil penelitian ini bisa digunakan sebagai bahan kajian pemerintah untuk mengambil kebijakan yang lebih baik untuk meningkatkan sumber daya manusia di Provinsi Sulawesi Selatan dengan kualitas yang lebih baik.
3. Untuk penelitian selanjutnya, sebaiknya dilibatkan faktor-faktor lain yang mempengaruhi gizi buruk di Provinsi Sulawesi Selatan dengan data yang terbaru dan dengan software lain yang .

DAFTAR PUSTAKA

- Agusta Y. 2015. Clustering. <https://yudiagusta.wordpress.com/clustering/>. Diakses tanggal 12 Mei 2017.
- Ahmadi, A. dan Hartati, S. 2013. Penerapan Fuzzy C-Means dalam Sistem Pendukung Keputusan untuk Penentuan Penerima Bantuan Langsung Masyarakat (BLM) PNPM-MPd (Studi Kasus PNPM-MPd Kec. Ngadirojo Kab. Pacitan). *Berkala MIPA*. 23 (3) : 264-273.
- Dewi, R.K. dan Budiantara, I.N. 2012. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Angka Gizi Buruk di Jawa Timur dengan Pendekatan Regresi Nonparametrik Spline. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*. 1(1) : 177-182.
- Efiyah U. 2014. Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means Untuk Pengelompokan Harga Gabah di Tingkat Penggilingan Berdasarkan Kualitas Gabah. *Skripsi*. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- Gan G, Chouqun M, Wu J. 2007. Data Clustering. United States of America : The America Statistic Associaton.
- Kusumadewi dan Purnomo. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Edisi 2. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Kusumadewi S, Hartati S, Harjoko S, Wrdoyo R. 2006. *Fuzzy Multi-attribute Decision Making*. Yogyakarta : Penerbit Graha Ilmu.
- Kusumadewi S, Hartati S, Harjoko S, Wrdoyo R. 2006. *Fuzzy Multi-attribute Decision Making*. Yogyakarta : Penerbit Graha Ilmu.

- Ramadani IR, Rahmawati R, Hoyyi A. 2013. Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Gizi Buruk Balita di Jawa Tengah dengan Metode Spatial Dubin Model. *Jurnal Gaussian*. 2(4) : 333-342.
- Risqiyani, T.A dan Kesumawati, A. 2016. Pengelompokan Kabupaten Kota di Provinsi Jawa Tengah dengan Fuzzy C-Means Clustering. *Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika UNY*. 5 Mei 2016, Yogyakarta, Indonesia. Hal. 179-186.
- Satriyanto, E. 2015. Sebuah catatan ringkas aplikasi statistic (Clustering). *Kangedi.lecturer.pens.ac.id*. Diakses tanggal 12 Oktober 2017.